



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

# **Impacto del comportamiento macroeconómico sobre la morosidad de la cartera de consumo en Colombia**

**Ángela Andrea Fajardo Moreno**

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Económicas

Bogotá, Colombia

2016



# **Impacto del comportamiento macroeconómico sobre la morosidad de la cartera de consumo en Colombia**

**Ángela Fajardo Moreno**

Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de::

**Magister en Ciencias Económicas**

Director:

Jonathan Malagón González

Codirector (a):

Ph.D Munir Andrés Jalil Barney

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Económicas

Bogotá, Colombia

2016



## Resumen

La modalidad de cartera de consumo evidencia un patrón procíclico que debe ser considerado en la formulación de políticas para una adecuada administración del riesgo. En efecto, un desempeño económico desfavorable, relacionado con bajas tasas de crecimiento económico y mayores niveles de desempleo, aumenta la probabilidad de incumplimiento de las obligaciones de los hogares debido a la menor capacidad de pago por la reducción de sus ingresos. Este estudio presenta los hechos estilizados del impacto del comportamiento macroeconómico en la morosidad de la cartera de consumo para Colombia a partir de metodologías de series de tiempo multivariadas para datos agregados y datos panel, para una muestra de microdatos obtenidos del buró de crédito CIFIN<sup>1</sup>. Los resultados sugieren que la inflación y la tasa de interés son significativas en predecir el comportamiento de la calidad de la cartera de consumo, mientras que el desempleo muestra un bajo poder explicativo.

**Palabras clave:** crédito de consumo, modelos de datos panel, VAR, calidad de cartera, sector bancario colombiano.

**Clasificación JEL:** G21, C23, C32.

---

<sup>1</sup> Agradezco la disposición de CIFIN en proveerme los datos necesarios que sirvieron de insumo para la realización de este trabajo investigativo.

## **Abstract**

Consumer loans evidence procyclical pattern that should be considered in formulating policies to enhance risk management. In fact, an unfavorable economic performance, associated with lower economic growth rates and higher unemployment rates, increases the probability of default of household's loans due to the reduction in their income. This study presents the stylized facts of macroeconomic performance impact on non-performing consumer loans in Colombia. The methodologies used are multivariate time series for aggregate data and panel data for a sample of microdata obtained from the credit bureau CIFIN. The results suggest that inflation and interest rates are significant in predicting the behavior of the quality of consumer loans while unemployment shows a low explanatory power.

**Keywords: Consumer Credit, Panel Data Models, VAR, Non-performing loans, Colombian Banking Sector**

**Classification JEL: G21, C23, C32.**

# Contenido

	Pág.
<b>Resumen</b> .....	<b>V</b>
<b>Introducción</b> .....	<b>2</b>
<b>1. Revisión de literatura</b> .....	<b>5</b>
1.1 Enfoque macro .....	6
1.2 Enfoque micro .....	7
1.3 Variables consideradas.....	8
<b>2. Comportamiento de la cartera de consumo en Colombia 2002 - 2015</b> .....	<b>11</b>
<b>3. Trabajo empírico</b> .....	<b>19</b>
3.1 Modelo macro .....	19
3.1.1 Datos .....	20
3.1.2 Metodología .....	20
3.1.3 Resultados .....	22
3.2 Modelo micro .....	25
3.2.1 Datos .....	25
3.2.2 Metodología .....	26
3.2.3 Resultados .....	28
<b>4. Conclusiones</b> .....	<b>31</b>
<b>A. Anexo: Especificaciones impacto entorno económico en la morosidad de la cartera de consumo</b> .....	<b>35</b>
<b>B. Anexo: Variables consideradas</b> .....	<b>37</b>
<b>C. Anexo: Variables consideradas modelo macro</b> .....	<b>41</b>
<b>D. Anexo: Variables consideradas en el modelo micro</b> .....	<b>44</b>
<b>E. Anexo: Estimaciones iniciales con variables macroeconómicas e incluyendo variables de control de ingreso y sexo</b> .....	<b>49</b>
<b>Referencias</b> .....	<b>53</b>

## Introducción

Una de las principales lecciones de la última crisis internacional es la fragilidad que puede presentar una economía cuando el marco regulatorio no se cimienta en una adecuada comprensión de los riesgos a los que se expone según su estructura. En particular, los altos niveles de riesgo sistémico que enfrentan los mercados por su vasta interconexión y compleja dinámica, y en especial los bancos, como principales instituciones financieras en el mundo, pueden profundizar las crisis económicas teniendo en cuenta la estrecha relación que mantienen con el sector real por la labor de intermediación crediticia que cumplen en la economía (Quevedo & Díaz, 2014).

Esta situación ha despertado un mayor interés en conocer cómo funcionan los canales a través de los cuales las reacciones adversas en los mercados financieros tienen mayor incidencia en cada economía. Asimismo, se han realizado varios estudios que buscan identificar los determinantes del riesgo crediticio<sup>2</sup> en las distintas jurisdicciones, con el objetivo de anticipar y generar alarmas sobre la dinámica de comportamiento de la cartera en mora, como variable clave para evidenciar la materialización de este riesgo, y contribuir a la formulación de políticas que se encaminen a reducir los niveles de exposición frente a eventuales choques negativos en la economía.

Rösch (2003), Koopman, Kraussl, Lucas & Monteiro (2009), Bellotti & Crook (2010) y Correa, Marins, Eiras das Neves & Magalhães (2011), entre otros, han señalado que la inclusión de variables vinculadas con los ciclos económicos en los modelos de riesgo de crédito mejoran su capacidad de predicción al ser determinantes clave en el

---

<sup>2</sup> El riesgo de crédito, según el marco de Basilea, se define como la posibilidad que un deudor o contraparte del banco no cumpla con sus obligaciones de acuerdo con los términos pactados y su administración tiene como objetivo maximizar la tasa de retorno del banco ajustada por riesgo mediante niveles tolerables de exposición a este riesgo (BIS, 2000).

comportamiento de la cartera en mora, la cual funciona como una alerta de riesgo relacionada con el origen de las crisis financieras (Kroszner, 2002). De hecho, bajo las directrices del Comité de Basilea, las pruebas de resistencia, realizadas en las distintas jurisdicciones para evaluar la solidez de los sistemas financieros, deben incorporar choques macroeconómicos hipotéticos o históricos dentro del análisis de los riesgos, dada la evidencia reciente de que este tipo de eventos tienen la capacidad de transformarse en una amenaza de crisis global incluso para la estabilidad del sistema y para los bancos de gran tamaño y elevada capitalización (Bank of International Settlement [BIS], 2009).

En efecto, cuando inicia un periodo de expansión económica se presentan saludables niveles en la calidad de la cartera, pues tanto los consumidores como las firmas cuentan con los ingresos o beneficios suficientes para responder por los servicios de sus deudas; sin embargo, cuando el periodo de expansión continúa, el crédito se expande a deudores de menor calidad y posteriormente, cuando aparecen periodos de recesión, se incrementan los préstamos en mora a causa de la menor capacidad de pago de los individuos y la reducción del valor de sus activos (Marcucci & Quagliariello, 2005; Holló & Papp, 2007; y Louzis, Vouldisc & Metaxas, 2012).

Aunque algunos estudios han investigado la dinámica de la morosidad de la cartera total, la mayoría se han enfocado en modalidades o líneas de crédito específicas, debido a los factores heterogéneos que presentan por las características propias de los grupos de deudores a quienes se destinan los recursos y la sensibilidad de estos frente a las fluctuaciones económicas (Vásquez, Tabak & Soutoa, 2012).

Particularmente, las investigaciones que analizan el impacto del entorno macroeconómico en la cartera de consumo han encontrado que, aunque tiene un menor efecto ante los ciclos económicos respecto de las firmas, estos créditos tienen un patrón procíclico importante (Akinboade & Makina, 2009; Vasquez et al., 2011). Cabe resaltar que en este campo son escasos los estudios que optan por analizar información a nivel de individuos por la dificultad de recopilar estos datos para cuantificar los efectos (Costa & Vera, 2007; Correa et al., 2011).

En esta línea, el presente documento analiza el impacto del comportamiento macroeconómico en la morosidad de la cartera de consumo del sistema financiero colombiano a partir de metodologías de series de tiempo multivariadas para las cifras

agregadas y datos panel para una muestra considerable de microdatos provistos por el buró de crédito CIFIN.

Este estudio se divide en seis secciones incluyendo la introducción. En la segunda se presenta la revisión de literatura sobre el tema. La tercera comprende la revisión del comportamiento de la cartera de consumo en Colombia para el periodo comprendido entre 2002 – 2015. La cuarta presenta las metodologías de estimación, las variables y los resultados de los ejercicios planteados, y la sección quinta incluye las conclusiones de la investigación.

# 1.Revisión de literatura

Varios estudios han evidenciado que las condiciones macroeconómicas influyen de forma importante el riesgo de crédito tanto de los consumidores como de las firmas (Holló & Papp, 2007; Louzis et al., 2012; y Quevedo & Díaz, 2014). Esto se debe a que la dinámica del sistema financiero resulta ser procíclica; así, en los periodos de expansión se dinamiza el crecimiento de los créditos otorgados gracias a la buena capacidad de pago de los agentes de la economía pues, por una parte, las firmas operan por debajo del uso pleno de los recursos y buscan fondearse para entrar en nuevos proyectos de inversión y, por otra, los individuos cuentan con empleo y por tanto ingresos periódicos para el pago de sus deudas.

Sin embargo, cuando la economía se encuentra en auge, los procesos de otorgamiento pueden llegar a sobreestimar la capacidad de pago de los clientes, destinando recursos a individuos de menor calidad. Así, cuando la economía empieza a desacelerarse, se presenta una menor inversión y consumo y se incrementan los niveles de desempleo, amenazando la continuidad de los pagos del capital y los intereses por parte de los prestatarios. Adicionalmente, por el lado de la oferta, se reducen las cosechas<sup>3</sup> por parte de las entidades, tanto por la mayor aversión al riesgo por la situación económica, como por los requerimientos de solvencia mínima que deben cumplir, lo que se denomina *capital crunch hypothesis* (Marcucci & Quagliariello, 2005).

En efecto, varias investigaciones dan cuenta de la dependencia de la calidad de la cartera a cambios en variables macroeconómicas como el Producto Interno Bruto (PIB), la inflación, las tasas de interés, el desempleo, la oferta de dinero, la producción

---

<sup>3</sup> La Superintendencia Financiera define cosechas como un conjunto (cohorte o población) de nuevos créditos o desembolsos, colocados u originados en un período de tiempo determinado.

industrial, el balance en cuenta corriente, entre otros (Holló & Papp, 2007; Koopman et al., 2009; Mileris, 2012; Louzis et al., 2012).

En el caso de la cartera de consumo son escasas las investigaciones que analizan el impacto del entorno macroeconómico en la calidad de estos préstamos, por la dificultad de recopilar datos a nivel de individuos que permitan cuantificar los efectos (Costa & Vera, 2007).

En este grupo, los análisis se abordan desde dos enfoques, el macro y el micro. Como lo señala Holló & Papp (2007), mientras que en el enfoque macro se emplea información agregada para relacionar las variables macroeconómicas con el riesgo de crédito de los individuos, el enfoque micro cuantifica estos impactos con modelos de elección discreta a partir de microdatos.

## 1.1 Enfoque macro

Para el análisis de información en el enfoque macro se destacan dos tipos de metodologías: modelos de series de tiempo multivariadas como Vectores Autorregresivos (VAR) y cointegración, y modelos de datos panel.

En el primer grupo se destacan los trabajos de Marcucci & Quiagliariello (2005), Hoggarth, Sorensen, & Zicchino (2005), Kattai (2010) y Correa et al. (2011), quienes optan por este tipo de modelos para analizar la interrelación de las variables en el tiempo teniendo en cuenta que cambios en las condiciones económicas no tienen efectos inmediatos en las tasas de impago de los créditos (Figlewski, Frydman & Liang, 2012). Para ello, consideran el impacto de las variables económicas como el PIB, el desempleo, las tasas de interés y la tasa de cambio sobre la cartera morosa de consumo, para verificar el comportamiento que podría presentar esta última en el tiempo frente a choques en las demás variables.

Entre los principales resultados se resalta que, para el caso de Brasil (Correa et al., 2011), se evidencia una relación entre los ciclos económicos y el default crediticio, aunque menos fuerte a la encontrada en los demás estudios de series de tiempo anteriormente mencionados. Los autores atribuyen este suceso a la diversificación del riesgo, producto de la cantidad y heterogeneidad de individuos que reciben este tipo de

préstamos. En el caso de Chile encuentran que estos préstamos son más sensibles a la tasa de interés y el PIB.

En el segundo grupo se encuentran los estudios de Aguilar, Camargo & Morales (2006), Louzis et al. (2012) y Quevedo & Díaz (2014), quienes siguen técnicas de datos panel para identificar estos impactos a nivel de bancos, bajo el supuesto de que agregar la información de las distintas entidades no es adecuado por la heterogeneidad en los niveles de apetito por el riesgo y el efecto tamaño de las entidades, que puede estar negativamente relacionado con la morosidad (Salas & Saurina, 2002; Kattai, 2010).

Los resultados corroboran, en el caso de Perú y Bolivia, que existe una relación negativa aunque débil entre el ciclo económico y la cartera morosa; para que se evidencie un impacto importante entre el PIB y la morosidad es necesario que se presenten importantes periodos de crecimiento o recesión; además la estimación por esta metodología permitió concluir que las instituciones más eficientes y con mayor cuota de mercado tienen una mejor calidad de la cartera. En el caso de Grecia también se confirma una mayor incidencia del PIB en los créditos corporativos que en la cartera de consumo.

## 1.2 Enfoque micro

Los estudios que siguen esta línea son escasos por la dificultad de conseguir microdatos para el análisis. Holló & Papp (2007), Correa et al. (2011) y Divino & Slegers (2013) han usado datos a nivel de individuos en modelos Logit y Probit con tres tipos de variables distintas, (i) las relacionadas con las características del deudor (edad, género, nivel de educación, profesión, ingreso), (ii) las que muestran las características del préstamo (ubicación del individuo, duración del préstamo, tasa, deuda) y (iii) las variables macroeconómicas.

En el caso de Brasil, mediante una metodología probit, la significancia estadística de los resultados soporta la influencia del desempleo y del PIB sobre la probabilidad de *default*, aunque los efectos no son muy fuertes. Así, un aumento de un 1% en la tasa de desempleo, aumenta la probabilidad de default en 3% o 4%, mientras que el mismo aumento en el PIB, reduce la probabilidad en medio punto porcentual. Adicionalmente

encuentran que las mujeres y clientes con mayor edad son menos propensos a incrementar sus tasas de *default*.

Por su parte, para Hungría se encuentra que dentro de los factores que afectan el riesgo de crédito de los hogares se destaca el nivel de desempleo, además del ingreso disponible, y el número de personas dependientes.

En todos los estudios encontrados, tanto del enfoque macro como del micro, se evidencia la significancia de las variables macroeconómicas en la explicación del comportamiento de la tasa de *default*; aunque la magnitud de los impactos y significancia de las variables difiere entre países y en general resulta ser menos fuerte que la evidenciada para la cartera corporativa.

### **1.3 Variables consideradas**

La inclusión de variables económicas en los modelos de riesgo de crédito para consumo parte de relaciones muy intuitivas. Por una parte, variables como el PIB o la brecha del producto se utilizan como aproximación de la demanda interna, de manera que una desaceleración económica puede afectar el ingreso de los individuos y por otra parte, afectar el valor de las garantías que soportan su crédito (Vera & Costa, 2007).

En cuanto a las tasas de interés, estas suelen tener una influencia muy importante sobre el comportamiento de los créditos en *default*, teniendo en cuenta que tienen relación directa con las cuotas, principalmente cuando los créditos se pactan a tasa variable, pues el incremento de las tasas puede generar presiones de liquidez o encarecer los servicios de la deuda, lo que aumenta la probabilidad de incumplimiento de los deudores (Belloti & Crook, 2009, 2013; Batista, Divino & Orillo, 2011). Además, se debe considerar que esta variable procíclica determina la oferta y demanda de los préstamos (Akinboade & Makina, 2009). Por su parte, la tasa de cambio puede considerarse por dos vías: la primera es la incidencia que puede resultar cuando los préstamos están en divisas distintas a la local, y la segunda es a la posibilidad de descalces de monedas.

La tasa de desempleo puede evidenciar una alta relación con la morosidad de los créditos de los consumidores porque, dependiendo del sector donde trabajen y si sus ingresos son formales o informales, pueden verse más afectados por una desaceleración

económica. En línea con el desempleo, la inflación también puede tener incidencia en la morosidad al reflejar el poder adquisitivo de los individuos en la economía. Así, frente a incrementos en el nivel general de precios, los hogares deben ajustar su consumo y pagar sus deudas, o entrar en mora (Alfaro, Pacheco & Sagner, 2013).

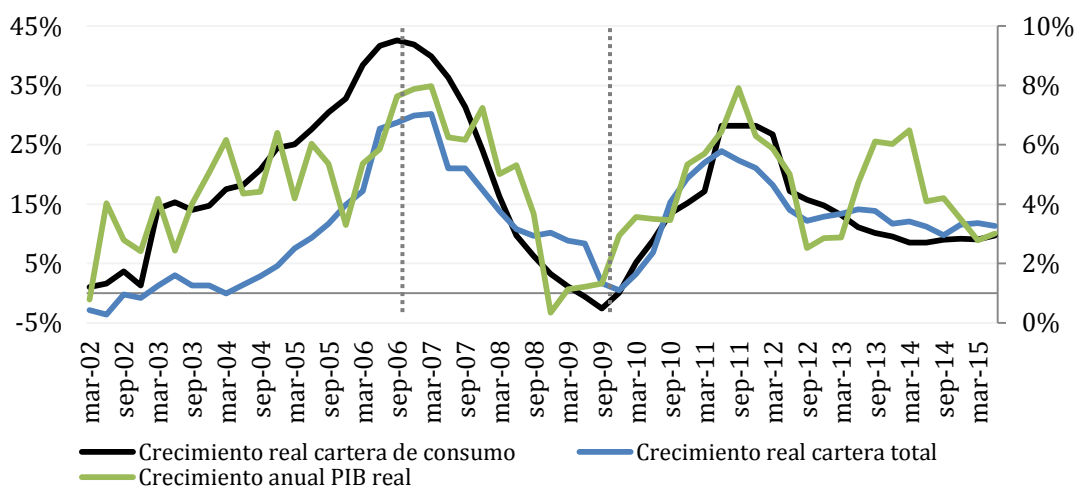
Para el caso de Colombia son escasos los estudios que han analizado el impacto de las variables macroeconómicas en la cartera crediticia, y las investigaciones existentes se han enfocado en el análisis a nivel de firmas (cartera comercial y microcréditos); entre estas se destacan Zapata (2009), Sepúlveda, Reina & Gutiérrez (2012) y los estudios del Banco de la República realizados por Zamudio (2007), González (2010) y Gutiérrez (2010). Para el caso de cartera de consumo solo se encuentra el documento de Gutiérrez & Vásquez (2008), quienes mediante metodologías *multiplier analysis* y cointegración estiman la relación de largo plazo y los efectos de cambios en la actividad económica, en las tasas de interés, en los precios de la vivienda nueva y en la tasa de desempleo sobre los índices de mora de las carteras comercial, consumo e hipotecaria. Para el caso particular de la calidad de la cartera de consumo encuentran, mediante la inclusión de las variables de desempleo, DTF y demanda interna, que la cartera más vulnerable ante cambios en el entorno macroeconómico es la de consumo y presenta, junto con la comercial, una mayor sensibilidad ante cambios en la actividad económica.



## 2. Comportamiento de la cartera de consumo en Colombia 2002 - 2015<sup>4</sup>

La cartera de consumo en Colombia ha mostrado buen ritmo de crecimiento durante los últimos doce años. En general, como se observa en el Gráfico 1, su comportamiento es procíclico pues se aproxima en buena medida al comportamiento de la producción interna; de hecho, la correlación entre estas variables para el periodo considerado con periodicidad trimestral de marzo de 2003 a junio de 2015 es de 0.736, evidenciando una relación directa y significativa.

**Gráfico 1. Crecimiento trimestral de la cartera de consumo y el PIB**



Cifras con corte a junio de 2015

**Fuente:** Superintendencia Financiera de Colombia y DANE.

<sup>4</sup> Por disponibilidad de información, este apartado solo contempla la cartera de consumo hallada en entidades bancarias, la cual con corte a junio de 2015 representa el 94% del total en establecimientos de crédito.

Analizando la muestra por periodos se observa un extraordinario aumento en la cartera total entre el 2002 y 2006, gracias al buen ritmo de desembolsos de las modalidades de microcrédito, consumo y vivienda que crecieron en términos reales 31.88%, 20.02% y 14.5%, respectivamente. Este comportamiento se debió, en buena medida, a la dinámica de la economía durante este periodo que llegó a crecer hasta un 7.9% en marzo de 2007, por cuenta de, entre otras cosas, una mayor estabilidad en la inflación, una mejoría en los términos de intercambio por el buen comportamiento de los precios de los commodities y retornos atractivos para los inversionistas extranjeros. Esto se soporta en un resultado ampliamente encontrado en la literatura en donde un mayor crecimiento económico se acompaña de mayores niveles de endeudamiento de los agentes (Nagpal & Bahar, 2001). En este periodo de auge económico también se resalta el efecto rebote de la profundización financiera que, por cuenta de la crisis, se había reducido notablemente.

Entre 2007 y 2009, los efectos en la economía colombiana, por cuenta de la crisis subprime en Estados Unidos y la crisis de deuda pública presentada en varios países europeos, se reflejaron en un menor ritmo de crecimiento de la cartera crediticia. En particular, la modalidad de consumo se vio duramente afectada, tanto por el aumento de la tasa de política monetaria, que pasó de 7.5% a principios del 2007 a 10% a finales del 2008, como por el deterioro de las cosechas de años anteriores.

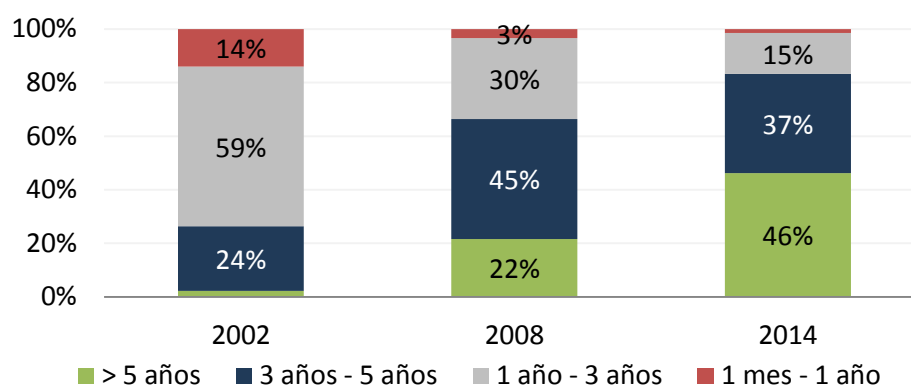
En el tercer periodo, que comprende desde el año 2009 a la actualidad, se evidencia una recuperación en el ritmo de crecimiento de la modalidad, producto del buen desempeño económico jalonado por el boom minero energético que duró hasta mediados del año 2014 y el buen desempeño del sector financiero, que se ha visto favorecido en materia de estabilidad gracias a la adopción local del Marco de Basilea III y las políticas encaminadas a mejorar la inclusión financiera responsable en el país<sup>5</sup>.

---

<sup>5</sup> En este punto se destaca la labor de la Banca de las Oportunidades (BO) como programa líder del Gobierno Nacional para aumentar la inclusión financiera, la creación de las Sociedades Especializadas en Depósitos y Pagos Electrónicos (SEDPES) mediante la Ley 1735 de 2014, y la mayor cobertura de las entidades en el territorio nacional que según cifras de BO ya llegó al 100% gracias a (i) la masificación y dinamismo de los corresponsales bancarios, (ii) la apertura de productos financieros de trámite simplificado como los depósitos electrónicos y las Cuentas de Ahorro de Trámite Simplificado (CATS), y (iii) la masificación de pagos electrónicos por banca móvil.

El crecimiento de estos periodos también se soporta en el mayor apetito al riesgo por parte de las entidades gracias a una mejor medición del riesgo esperado<sup>6</sup> que permitió el otorgamiento de créditos a mayores plazos. Como se observa en el Gráfico 2, mientras que en 2002 se desembolsaba el 73% en créditos con plazos de hasta tres años y tan solo un 2% en créditos con plazos superiores a cinco años, para 2014 esta tendencia se revertió con un 46% de los créditos otorgados a plazos mayores a cinco años y un 17% en créditos con plazos de hasta tres años.

**Gráfico 2.** Modificación de plazos de desembolsos en la modalidad de consumo



Cifras con corte a diciembre de cada año.

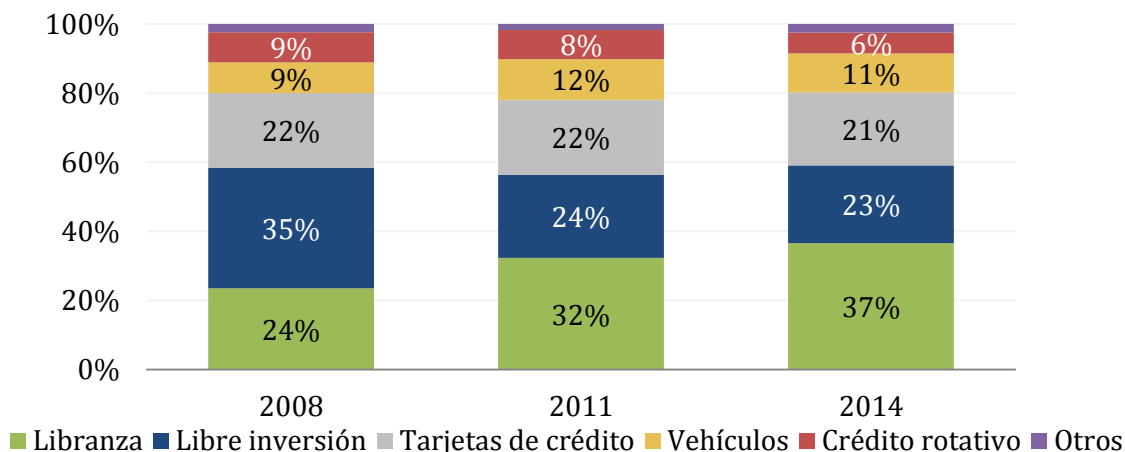
**Fuente:** Superintendencia Financiera de Colombia.

La importancia de esta modalidad en la cartera total también ha sido evidente pues, mientras que en el 2002 representaba el 16%, en 2015 alcanzó el 25.8%. De igual manera se han presentado cambios en la composición de la cartera de consumo por línea de crédito. Mientras que en 2008 el 35% se destinaba a libre inversión y el 24% a libranza, ahora esta última ha ganado mayor preponderancia representando el 37% de esta modalidad (Gráfico 3) gracias a la facilidad que se le otorgó mediante la Ley 1527 de 2012<sup>7</sup>.

<sup>6</sup> Desde el año 2002 se implementaron los sistemas de administración de riesgo de crédito atendiendo a las instrucciones expedidas mediante las Circulares Externas 50/01, 11/02 y se reemplazó con la Circular Externa 52/05 de la Superintendencia Financiera de Colombia.

<sup>7</sup> Mediante esta Ley se amplió el acceso al crédito para los trabajadores de menores ingresos y para aquellos que tienen contrato de prestación de servicios (Asobancaria, 2012).

**Gráfico 3. Cartera de consumo por línea de crédito<sup>8</sup>**

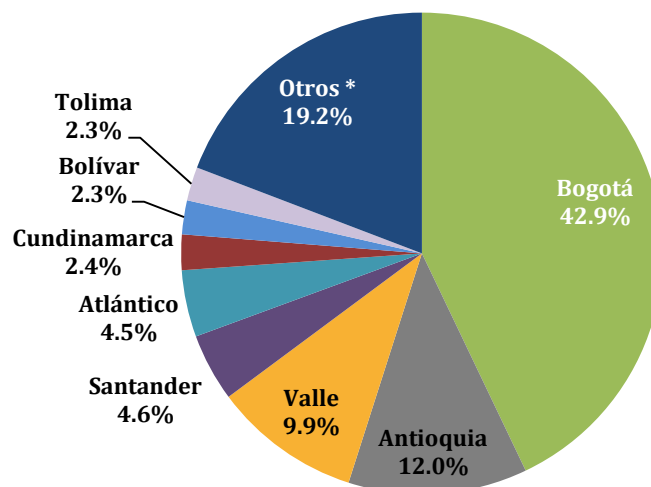


Cifras con corte a diciembre de cada año.

**Fuente:** Superintendencia Financiera de Colombia.

A nivel regional los desembolsos de esta modalidad se concentran principalmente en los departamentos de Bogotá, Antioquia, Valle, Santander y Atlántico, donde se otorga el 74% del total de estos créditos en el país. Cabe destacar que la participación de la cartera de consumo en estos departamentos es de 27%, 19%, 29%, 30 y 23%, respectivamente (Gráfico 4).

<sup>8</sup> Se cuenta con información desde 2008 pues con la Circular Externa 11/08 la Superintendencia Financiera se crearon las proformas de cosechas.

**Gráfico 4.** Participación por departamento de la cartera de consumo

\* Otros corresponde a: Risaralda, Norte de Santander, Meta, Huila, Caldas, Boyacá, Córdoba, Nariño, Magdalena, Cesar, Quindío, Cauca, Casanare, Sucre, La Guajira, Caquetá, Arauca, Putumayo, Choco, San Andrés y Providencia, Amazonas, Guaviare, Vichada, Vaupés y Guainía.

Cifras con corte a diciembre de 2014.

**Fuente:** Superintendencia Financiera de Colombia

Por otra parte, la calidad de la cartera de consumo, calculada como la relación entre la cartera vencida y la cartera total de la modalidad, ha presentado niveles moderados en la última década; el mayor deterioro registrado coincide con el periodo de desaceleración de la economía por la crisis de 2008-2009 en donde la economía llegó a crecer por debajo del 1% real anual.

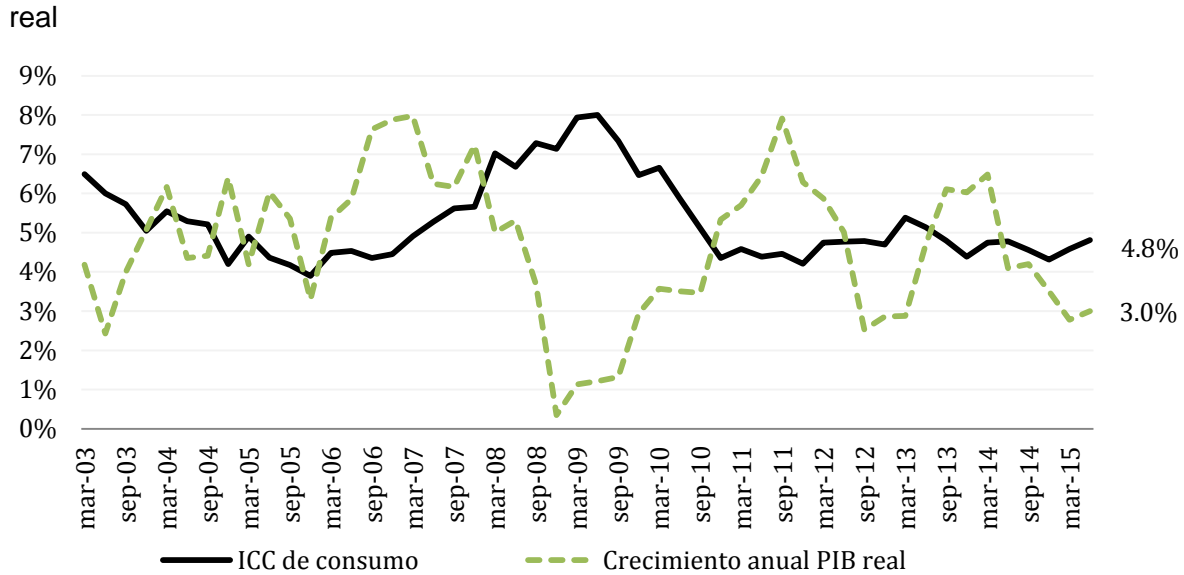
La calidad de la cartera muestra una relación indirecta con el ciclo económico (Gráfico 5), es decir, la morosidad resulta ser más elevada durante la fase recesiva que durante los periodos de auge, como se soporta ampliamente en la literatura (Jakubík, 2007; Marcucci & Quagliariello, 2009; Quevedo & Díaz, 2014). Esto se explica por un menor control en las políticas de otorgamiento permitiendo una asignación de créditos poco prudente a deudores con baja calidad<sup>9</sup> (Louzis et al. 2012). En Colombia, esta relación inversa se

<sup>9</sup> Cabe resaltar que con las directrices emitidas por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea se ha propendido precisamente por reducir estos comportamientos mediante una óptima adecuación de los sistemas de administración del riesgo en las entidades bancarias.

evidencia con un coeficiente de correlación del -0.613 para el periodo de marzo de 2002 a junio de 2015.

Cabe aclarar que si se realiza este ejercicio en los últimos cuatro años, el coeficiente es de tan solo -0.4, lo cual se debe al rol desempeñado por las autoridades regulatorias del sector financiero local para mejorar la mejor gestión de los riesgos en las entidades que permiten reducir la exposición a los ciclos económicos.

**Gráfico 5.** Índice de calidad de la cartera de consumo y crecimiento del PIB

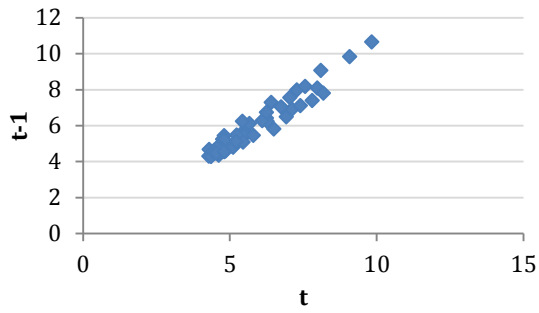


Cifras con corte a junio de 2015

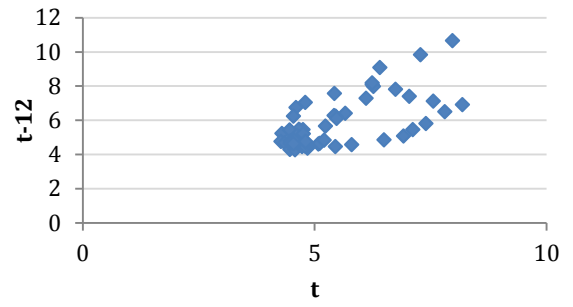
**Fuente:** Superintendencia Financiera de Colombia y DANE.

La calidad de la cartera de consumo también depende mucho de sus observaciones rezagadas pues el tiempo que permanece un consumidor en mora o en cumplimiento de sus obligaciones es considerable. Así, como se observa en los siguientes gráficos, si un consumidor se encuentra en mora en  $t-1$ , es muy probable que en  $t$  también mantenga su estado (Gráfico 6a), en cambio, si doce meses atrás se encontraba en mora, es más probable que hoy ya se encuentre al día con sus obligaciones (Gráfico 6b).

**Gráfico 6a.** Comovimientos ( $t, t-1$ )



**Gráfico 6b.** Comovimientos ( $t, t-12$ )



**Fuente:** Superintendencia Financiera de Colombia; cálculos propios



## **3. Trabajo empírico**

Tomando en consideración la explicación del segundo apartado de este documento sobre la relación existente entre las diferentes variables consideradas, comúnmente en las especificaciones halladas en la literatura y los ciclos económicos, con los siguientes ejercicios empíricos se busca probar la hipótesis de que las variables macroeconómicas han tenido influencia en el comportamiento de la calidad de la cartera de consumo en Colombia para el periodo considerado en la muestra.

### **3.1 Modelo macro**

Para este ejercicio se tomaron como referencia cuatro especificaciones de modelos de series de tiempo encontradas en la literatura para verificar las variables macroeconómicas que afectan a la calidad de la cartera de consumo (Anexo A). El modelo base fue el de Correa et al. (2011), incorporando la variable de inflación. Los autores contemplan una metodología de Vectores Autorregresivos (VAR) para la tasa de desempleo ajustada estacionalmente, la tasa de interés Selic anual (tasa de referencia del Sistema Especial de Liquidación y Custodia para bonos federales de Brasil) y la proporción de los créditos en mora. Es de resaltar que, siguiendo con la metodología de los autores, no se realizó un análisis de cointegración debido a que se utilizaron dos variables definidas como ratios, que por definición no son raíces unitarias.

### 3.1.1 Datos

Las variables consideradas para este ejercicio fueron tomadas con periodicidad trimestral entre el primer trimestre de 2002 y el segundo trimestre de 2015. Las series fueron consultadas en la Superintendencia Financiera de Colombia, el DANE y el Banco de la República<sup>10</sup>. En este trabajo se tomaron, en orden descendente de la más exógena a la más endógena, las siguientes variables: la calidad de la cartera de consumo, el crecimiento del PIB real, la inflación anual y la tasa de interés DTF<sup>11</sup>. Este ordenamiento, planteado por Marcucci & Quagliariello (2005), supone que la calidad de la cartera de consumo es exógena contemporáneamente pero es afectada por los choques de las demás variables con un rezago<sup>12</sup>.

### 3.1.2 Metodología

Con el fin de analizar la interacción existente entre las variables macroeconómicas y la calidad de la cartera de consumo para el periodo analizado, se consideró un modelo de Vectores Autorregresivos (VAR), el cual permite trabajar con series de tiempo multivariadas para vislumbrar las relaciones históricas de forma simultánea y mostrar los comportamientos más probables frente a la materialización de un choque en una variable. Además, esta metodología nos ayuda a modelar este tipo de series que, como lo indica Malik & Thomas (2010), los cambios en las condiciones económicas no suelen tener un efecto inmediato en la tasa de impago.

El modelo VAR(P) parte de un sistema de ecuaciones donde  $y_t$  es un vector de tamaño  $(i \times 1)$  que representa en el periodo  $t$  las  $i$  variables consideradas  $(y_1, y_2, \dots, y_i)$ ,  $a$  es la

---

<sup>10</sup> Para mayor detalle ver Anexo B.

<sup>11</sup> Se tomó la tasa de Depósitos a Terminio Fijo (DTF) teniendo en cuenta la existencia de datos para el periodo contemplado y que varios créditos de consumo fueron atados a esta tasa de interés.

<sup>12</sup> Se prefirió este ordenamiento por el criterio de exogeneidad contemporánea, frente al planteado por Correa et al. (2011) para el ejercicio de Brasil, quienes tomaron en orden descendente la tasa de desempleo, la tasa de interés y los créditos en default.

constante en cada ecuación,  $\Pi_p$  representa la matriz de coeficientes de tamaño  $(i \times i)$  y  $\varepsilon_t$  es el vector de las innovaciones de tamaño  $(i \times 1)$ .

$$y_{it} = a_i + \Pi_1 y_{it-1} + \Pi_2 y_{it-2} + \dots + \Pi_p y_{it-p} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Lo cual es equivalente, utilizando el operador rezago, a:

$$\Pi(L)^p Y_{it} = a_i + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Este sistema de ecuaciones, que para estimarlo se presenta en forma reducida, expresa la relación de cada variable en términos de sus valores rezagados y los valores rezagados de las demás variables, suponiendo además que el componente de innovación  $\varepsilon_t$  se distribuye con media cero  $E[\varepsilon_{it}] = 0$  y no está correlacionado con los demás términos  $E[\varepsilon_{it}, \varepsilon_{jt}] = 0$

Para realizar la estimación se tiene en cuenta que luego de la transformación del VAR estructural a la forma reducida  $\varepsilon_{it} = A^{-1}e_{it}$  y por tanto, para que no se presente correlación en los términos de innovación, la matriz de varianzas y covarianzas de las innovaciones en el modelo estructural  $\Sigma_\varepsilon$  debe ser triangular y para ello usamos la descomposición de cholesky que permite presentar una matriz simétrica definida positiva como la multiplicación de una matriz triangular inferior por su transpuesta.

Adicionalmente, la estabilidad del VAR se satisface si todos los valores propios de la siguiente matriz se encuentran dentro del círculo de raíz unitaria.

$$Y = \begin{pmatrix} \Pi_1 & \Pi_2 & \dots & \Pi_{p-1} & \Pi_p \\ I & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & I & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & I & 0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

A partir de la estimación del VAR se realizarán los análisis de impulso respuesta y descomposición de varianza. Las funciones de impulso respuesta se generan a partir de la siguiente ecuación con  $\psi_k$  como las matrices de media móvil:

$$y_{it} = a + \sum_{k=1}^{\infty} \psi_k e_{t-k} \quad (4)$$

La descomposición de varianza, que define los porcentajes de participación de las demás variables dentro de la varianza del error de pronóstico de una variable  $m$  pasos adelante se obtiene por medio de la siguiente ecuación:

$$w_{i,j}(m) = \frac{\sum_d^{m-1} e_i' \psi_k e_j}{ECM(y_i(m))} \quad (5)$$

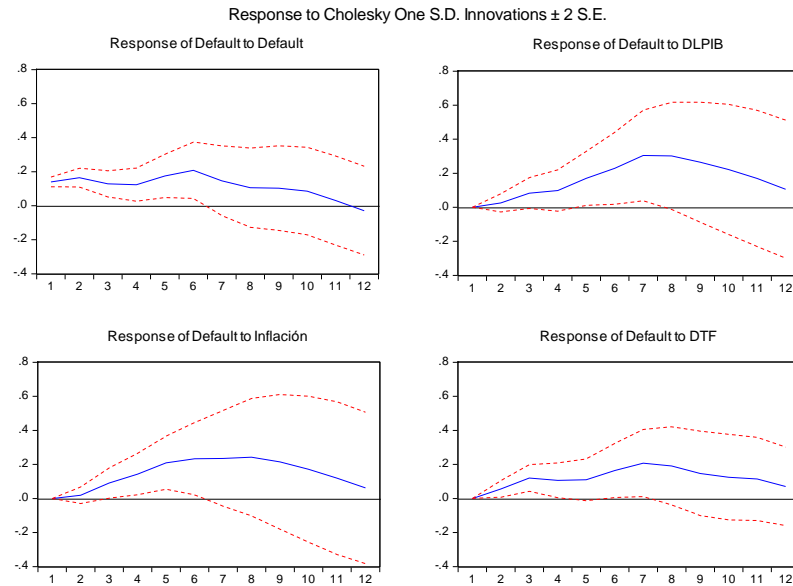
### 3.1.3 Resultados

El VAR se estimó con cinco rezagos óptimos que aseguraban el cumplimiento de los supuestos sobre los errores<sup>13</sup>. En primer lugar, se evidenció que para la ecuación de la calidad de la cartera de consumo, la tasa de interés era la única variable que la causaba en el sentido de Granger, es decir, que sus valores pasados son en conjunto estadísticamente distintos de cero y por tanto pueden servir para predecir esta variable.

El análisis de impulso respuesta (Gráfico 7) da cuenta del deterioro que se presenta en la morosidad de la cartera con incrementos en la inflación y la tasa DTF. Específicamente, frente a una innovación de una desviación estándar en la inflación, la morosidad se incrementa a un ritmo constante por un año y medio y a partir del octavo trimestre se desvanece el efecto; el choque sobre la tasa de interés DTF también antecede un aumento del indicador que se pronuncia hasta el séptimo trimestre<sup>14</sup>.

<sup>13</sup> La descripción detallada de los resultados del modelo macro se encuentra en el Anexo C. Para resultados se realizaron las correspondientes pruebas de raíz unitaria en cada serie.

<sup>14</sup> Cabe aclarar que en el caso de la inflación, solo es significativo el deterioro para el cuarto y quinto trimestre, mientras que para la DTF solo es significativo el movimiento en el tercer trimestre.

**Gráfico 7. Funciones de impulso respuesta<sup>15</sup>**

Por su parte, el comportamiento del indicador de calidad frente a un choque del crecimiento del PIB resulta en un pronunciado deterioro hasta el séptimo trimestre<sup>16</sup>. Este resultado puede parecer contraintuitivo pues se espera que la actividad económica mejore la capacidad de pago de los individuos y los indicadores de morosidad se reduzcan. No obstante, esto puede explicarse por la saturación que se puede presentar en estos créditos y por deterioro de las cosechas en periodos anteriores.

Para este ejercicio también se contemplaron los resultados al incorporar la tasa de desempleo a cambio de la variable del PIB como medida de actividad económica. Los resultados para Colombia en las distintas especificaciones para el periodo considerado, contrario a lo encontrado en la literatura, no soportan la influencia de la tasa de desempleo en la calidad de la cartera de consumo.

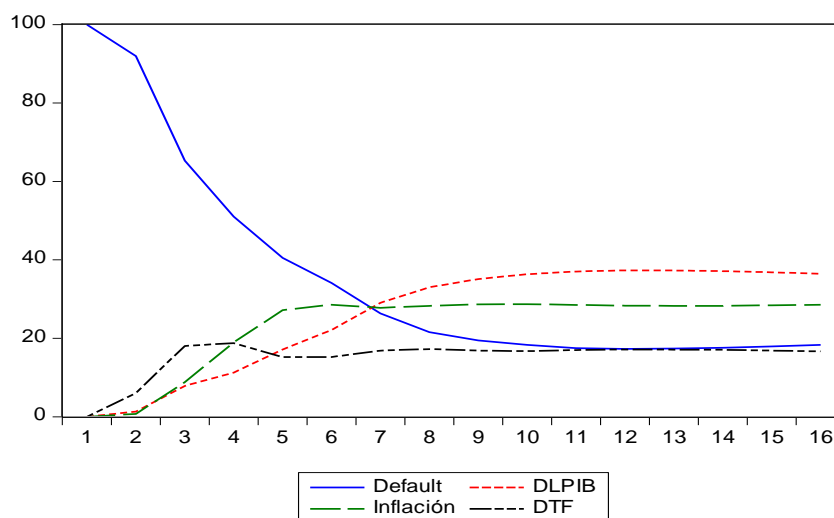
El impacto del entorno macroeconómico sobre la morosidad de la cartera de consumo también se corrobora al analizar su efecto sobre la variabilidad del comportamiento de la calidad de cartera de consumo. Como se observa en el Gráfico 8, a partir del tercer trimestre, la tasa DTF explica el 18% de la varianza de la calidad de la cartera de

<sup>15</sup> Se presentan las respuestas para la variable de calidad de cartera de consumo.

<sup>16</sup> Aunque esta tendencia del resultado (deterioro frente a incrementos en la tasa de crecimiento del PIB) es robusta a las distintas especificaciones halladas en la literatura y que fueron consideradas para este ejercicio, es importante aclarar que solo es significativo el deterioro en los trimestres cinco, seis y siete.

consumo, mientras que el crecimiento del PIB y la inflación explican en promedio el 7,8% y el 8,8% respectivamente. Luego de un año y medio, la contribución es del 28,6% de la inflación, 22,1% del crecimiento del PIB y 15,2% la DTF.

**Gráfico 8.** Descomposición de varianza de la calidad de la cartera de consumo



Lo anterior sugiere que el desempeño macroeconómico incide en el comportamiento de la morosidad de la cartera de consumo, principalmente a través de las variables de inflación y la tasa de interés que también resultan significativas en las investigaciones realizadas por Correa et al. (2011), Marcucci & Quagliariello (2005) y Barajas et al. (2008), tomadas como base para este ejercicio (Anexo A). Es relevante llamar la atención sobre dos resultados que son robustos a las distintas especificaciones utilizadas para esta metodología VAR.

El primero es el bajo poder explicativo que muestra el desempleo para predecir el comportamiento de la cartera de consumo, contrario a lo que se observa en Brasil con la especificación de Correa et al. (2011) y que puede deberse a la amplia diversificación que se observa en esta modalidad por la heterogeneidad de los individuos.

El segundo es el deterioro del indicador frente a choques positivos del PIB lo cual puede tener relación con los deterioros de las cosechas de años anteriores. Este resultado se

corroborar con las especificaciones de Marcucci & Quagliariello (2005) y Barajas et al. (2008), en donde el deterioro se presentaba luego de dos trimestres<sup>17</sup>.

## 3.2 Modelo micro

Con este modelo micro se busca analizar la relación entre las variables macroeconómicas y el comportamiento de la cartera de consumo a nivel de microdatos. Este ejercicio complementa los hallazgos del modelo macro y la principal motivación para su realización es encontrar más evidencias dada la valiosa muestra a nivel de individuos. No obstante, se resaltan las limitaciones por el reducido periodo de información frente al análisis de ciclos económicos.

### 3.2.1 Datos

Para este ejercicio, se utilizó una base de datos proveída por el buró de crédito CIFIN. La base de datos considera el seguimiento por 14 trimestres, comprendidos entre el segundo trimestre de 2011 y el cuarto trimestre de 2014, para 413,842 individuos pertenecientes a 20 ciudades del país, a saber, Bogotá, Medellín, Barranquilla, Bucaramanga, Cali, Manizales, Pasto, Pereira, Cúcuta, Ibagué, Montería, Cartagena, Villavicencio, Tunja, Popayán, Valledupar, Quibdó, Neiva, Riohacha, Santa Marta y Sincelejo<sup>18</sup>.

Como variable dependiente se construyó un indicador de calidad de cartera de consumo por individuo a partir del ratio entre la sumatoria de valores en mora de la modalidad de cartera de consumo y de los créditos que mantiene en el sector solidario, y la sumatoria

---

<sup>17</sup> En este tipo de modelos se debe tener presente las limitaciones en cuanto a la influencia que puede tener el ordenamiento de las variables en los resultados. Entendiendo esta limitación se analizaron otras especificaciones encontradas en la literatura y se encontró que los resultados en las respuestas de la variable *default* que aquí se presentan fueron robustos en los distintos casos.

<sup>18</sup> Ver Anexo D para mayor detalle sobre la caracterización de los datos.

de los saldos de las obligaciones totales de la modalidad de consumo y con el sector solidario<sup>19</sup>. Para este ejercicio se estimó la siguiente ecuación<sup>20</sup>:

$$Icccon\_tot_{it} = \beta_0 + \beta_1 u_{it} + \beta_2 y_{it} + \beta_3 edad_{it} + \beta_4 sexo_{it} + \beta_5 limiteinferior_{it} + \beta_6 cuota\_cons_{it} + \beta_7 mora\_cons\_3m_{it} + \beta_8 n\_entidad\_ss_{it} + \beta_9 mora\_ss\_3m_{it} + c_{it} + u_{it}$$

Las variables macroeconómicas consideradas son  $u$  que representa la tasa desempleo rezagada un semestre que se cruzó con la base original según sexo y ciudad de residencia del individuo, y la variable  $y$  que corresponde al PIB departamental en precios constantes. En cuanto a las características propias del individuo se incluyeron las variables de  $edad$  que representa el rango de edad al que pertenece el individuo los cuales estaban predefinidos en la base de datos original<sup>21</sup> y  $limiteinferior$  que corresponde al ingreso mínimo probable del individuo calculado por CIFIN. Finalmente, sobre las características de los préstamos del individuo se incluyeron  $cuota\_cons$  que es el valor de la cuota mensual de las obligaciones de la modalidad de consumo,  $mora\_cons\_3m$  y  $mora\_ss\_3m$  las cuales representan la mora ponderada de los créditos de hace tres meses tanto en el sector financiero como en el sector solidario, y  $n\_entidad\_ss$  que es el número de entidades en donde el titular tiene obligaciones en el sector solidario.

### 3.2.2 Metodología

La metodología de estimación por datos panel tiene como objetivo trabajar con una serie de datos de corte transversal que representan las observaciones para los mismos individuos durante varios periodos de tiempo. Este tipo de modelos suponen que la

<sup>19</sup> El 74.9% de los individuos de la muestra están al día con sus obligaciones en ambos sectores.

<sup>20</sup> Inicialmente se incorporaron variables con importante intuición económica para este ejercicio como ciudad, estrato, ingreso del individuo, sexo, tiempo transcurrido desde el primer producto adquirido en el sector financiero, valor de la cuota mensual de las obligaciones, cantidad de moras de 30 días o más, cantidad de reestructuraciones y recuperaciones históricas, capacidad de pago, entre otras, sin embargo no resultaron significativas.

<sup>21</sup> Los rangos son los siguientes: {(00-17), (18-25), (26-30), (31-35), (36-40), (41-45), (46-50), (51-55), (56-60), (61-65), (66-70), (71-75), (Más de 75)}. La variable edad tiene como valores el límite superior de cada rango, así para el rango (46-50) el valor en la base es de 50.

heterogeneidad presentada entre los individuos de la muestra, por sus características propias, es significativa y debe ser controlada pues pueden presentar relación con las variables explicativas. Este tipo de modelos se puede representar mediante la siguiente expresión:

$$y_{it} = a_{it} + x'_{it}\beta_{it} + u_{it} \quad \text{con } i = 1 \dots N; t = 1 \dots t \quad [6]$$

Donde  $y_{it}$  corresponde a la variable dependiente para el individuo  $i$  en el tiempo  $t$ ,  $a$  es el intercepto,  $x$  las variables explicativas y  $u$  los errores.

Cuando se modela este tipo de datos combinados con la metodología de mínimos cuadrados agrupados se obvia cualquier tipo de heterogeneidad que puedan tener los individuos y se supone el cumplimiento de los siguientes supuestos:

- No autocorrelación:  $(Cov u_i, u_j) = 0$
- Exogeneidad  $E[u|x_i] = 0$
- Homoscedasticidad o varianza constante en el término de perturbación.

En principio, el objetivo de trabajar con esta metodología es porque se suponen cambios a lo largo del tiempo que tienen relación con las características intrínsecas de cada individuo. Específicamente, en este trabajo se busca analizar el efecto de la situación macroeconómica sobre el comportamiento de pagos de deudas de los colombianos, controlado por características propias de cada individuo, que pueden ser datos observados cuya información no se tiene en la base de datos, o datos no observados como el nivel educativo del individuo, el estado civil, la educación financiera del individuo y el número de dependientes. Todas estas variables, al estar capturadas en el término de error y tener posible relación con las variables explicativas, pueden estar generando problemas de endogeneidad que deben ser corregidos dependiendo de la correlación que exista de estos factores con las variables explicativas.

Lo anterior se puede apreciar con el error compuesto  $u_{it} = c_{it} + e_{it}$ , que incorpora el error idiosincrático  $e$  que es aleatorio y común a todos los individuos y lo que se denomina efectos no observados  $c$  que varía entre individuos y puede tener o no correlación con las variables explicativas. En caso de que estén correlacionados con las variables explicativas se debería estimar el panel por efectos fijos y en caso contrario por

efectos aleatorios. Para efectos de este trabajo de investigación, las pruebas aplicadas conducían a la aplicación por efectos fijos.

### *Efectos fijos*

La estimación por efectos fijos permite estimar los cambios entre individuos a partir de las variables que no son constantes en el tiempo para cada uno. Además de suponer que las características invariables en el tiempo  $c_i$  tienen relación con  $x_i$  pero no con las características de otros individuos, supone que la cantidad de individuos es considerablemente superior a los periodos de tiempo observados, la matriz de variables explicativas es de rango completo y existe exogeneidad débil, es decir  $E[e|x_i] = 0$  pero  $E[c|x_i] \neq 0$ .

Para controlar el problema de endogeneidad se trabaja con dos tipos de estimaciones: primeras diferencias y estimadores *within*, los cuales eliminan las variables que son constantes en el tiempo mediante transformaciones:

- Primeras diferencias:

$$\Delta y_{it} = \Delta x'_{it} \beta + \Delta u_{it}$$

Donde  $\Delta y_{it} = (y_{it} - y_{it-1})$ ,  $\Delta x_{it} = (x_{it} - x_{it-1})$  y  $\Delta u_{it} = (u_{it} - u_{it-1})$ .

- Estimador within o de efectos fijos: esta transformación genera la dispersión de cada variable respecto a su media.

$$y_{it} - \bar{y}_i = (x_{it} - \bar{x}_i)' \beta + (u_{it} - \bar{u}_i)$$

### **3.2.3 Resultados**

Las estimaciones se realizaron por efectos fijos puesto que por el test de Breusch Pagan se concluyó que existe heterogeneidad entre los individuos (efecto panel) y posteriormente se rechazó la hipótesis nula de exogeneidad de los efectos no observados en el *test de Hausman* (Anexo E).

Bajo la estimación por efectos fijos inicial se encontró que las variables macroeconómicas consideradas, el PIB y la tasa de desempleo rezagada un semestre, no tuvieron incidencia en la calidad de la cartera de cada individuo para el periodo

considerado; adicionalmente no resultó significativa las variable *limiteinferior* que representa el ingreso mínimo probable de cada individuo (véase Anexo E para mayor detalle de los resultados por las distintas estimaciones).

Las estimaciones finales por las distintas metodologías, en las cuales no se incluyeron las variables macroeconómicas, se muestra en la Tabla 1. En cuanto a las características propias de cada individuo, se encontró que por cada cinco años en promedio que aumente su edad, se deteriora la calidad de la cartera de consumo en 0,17%, lo cual se explica por la mayor carga financiera que llegan a tener con el tiempo. En cuanto a la mora ponderada rezagada un trimestre, la cual es una variable que oscila entre 1 y 12 meses, se encuentra que tanto para el sector financiero como para el sector solidario, el incremento en un mes de esta variable en  $t-3$  genera un deterioro del indicador en 2,8% y 1,05% respectivamente. La cuota del individuo muestra el signo correcto pues frente a un incremento de esta variable, la calidad de la cartera se deteriora. El sexo y el ingreso mínimo probable se incluyeron para controlar las características de cada individuo aunque en la estimación por efectos fijos esta última resultó no significativa.

**Tabla 1.** Resultados del modelo micro

Variables/Metodología	Índice de Calidad de Cartera de Consumo Total		
	Efectos fijos	Efectos aleatorios	MCO agrupados
<b>edad</b>	0.001713*	-0.0005798*	-0.0004967*
	5.84E-04	0.0001485	0.0000897
	2.94E+00	-3.9	-5.54
<b>sexo</b>	(omitido)	0.0017365	0.0033608***
	(omitido)	0.0035069	0.0019051
	(omitido)	0.5	1.76
<b>limiteinferior</b>	3.22E-10	-1.24E-09*	-2.02E-09*
	4.88E-10	4.18E-10	3.05E-10
	6.60E-01	-2.97	-6.61
<b>cuota_cons</b>	4.21E-06*	3.63E-06*	2.90E-06*
	6.23E-07	4.90E-07	2.96E-07
	6.75	7.41	9.78

<b>mora_con_3m</b>	0.0280391*	0.0407094*	0.0480081*
	0.0017427	0.0011115	0.0006782
	16.09	36.63	70.79
<b>num_entid_obl</b>	-0.0207738*	-0.0218088*	-0.0269167*
	0.0032319	0.0026762	0.0021141
	-6.43	-8.15	-12.73
<b>mora_ss_3m</b>	0.0105278*	0.0154773*	0.0187094*
	0.0016889	0.0014259	0.0009269
	6.23	10.85	20.18
<b>_cons</b>	-0.0172085	0.0724936*	0.0634841*
	0.0272467	0.0079902	0.0050166
	-0.63	9.07	12.65
Observaciones	52408	52408	52408
Grupos	12722	12722	.
R2	0.4863	0.5138	0.5155
Correlación serial	0.3634	0 (asumida)	.
Errores estándar robustos entre paréntesis			
Estadístico entre corchetes ( <i>t</i> para e.fijos y <i>z</i> para e.aleatorios)			
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1			

## 4. Conclusiones

La literatura existente ha evidenciado que aunque el impacto del entorno macroeconómico en la cartera de consumo tiene un menor efecto ante los ciclos económicos respecto de las firmas, estos créditos tienen un patrón procíclico importante que vale la pena investigar. El análisis de la dinámica de comportamiento y determinantes de la cartera en mora, como variable clave para evidenciar la materialización del riesgo de crédito, tiene el objetivo de generar alarmas y contribuir a la formulación de políticas que se encaminen a reducir los niveles de exposición frente a eventuales choques negativos en la economía.

En el caso de Colombia, se encuentra que esta cartera ha mostrado un comportamiento procíclico para el periodo 2002-2015, aunque esta relación ha disminuido en los últimos cuatro años. Asimismo, en el modelo macro, la calidad de la cartera muestra una relación indirecta con variables macroeconómicas (DTF, inflación y PIB), mostrando deterioros durante la fase recesiva y mejoras durante los periodos de auge, lo cual es soportado ampliamente en la literatura (Jakubík, 2007; Marcucci & Quagliariello, 2009; Quevedo & Díaz, 2014).

Para evidenciar la dinámica de la morosidad de la cartera de consumo, se realizaron dos ejercicios, un modelo VAR a nivel de datos agregados para el periodo 2002-2015 y un modelo de datos panel para una extensa base de datos provista por CIFIN para los últimos tres años con información para 413,842 individuos pertenecientes a 20 ciudades del país. En el modelo macro se evidenció la incidencia del desempeño macroeconómico para predecir el comportamiento de la morosidad de la cartera de consumo, principalmente a través de las variables de inflación y la tasa de interés. No obstante, llaman la atención dos resultados que son robustos a las distintas especificaciones replicadas para esta metodología VAR que fueron realizadas para otros países.

El primero es el bajo poder explicativo que muestra el desempleo para predecir el comportamiento de la cartera de consumo y el segundo es el deterioro del indicador frente a choques positivos del PIB que puede deberse al deterioro de las cosechas en periodos anteriores. Es de resaltar que contrario a los ejercicios realizados para otros países, la significancia de las relaciones con estas variables no es muy fuerte, lo cual sería interesante de analizar bajo una perspectiva de diversificación de riesgos en la modalidad de cartera.

En el modelo micro, donde se consideraron los créditos de consumo de los individuos tanto con el sector financiero como con el sector solidario, las estimaciones resultantes de los últimos cuatro años podrían dar cuenta de la baja influencia del PIB y la tasa de desempleo, como variables macroeconómicas consideradas para explicar la calidad de la cartera de consumo a nivel de individuos, en línea con los resultados del modelo macro. Por el contrario, resultaron significativas y con el signo esperado las variables de edad del individuo, la mora ponderada de hace tres meses, la cuota mensual destinada al pago de las obligaciones y la cantidad de entidades con las que el titular tiene obligaciones en el sector solidario. En este ejercicio se tienen dos limitantes que podrían analizarse en estudios posteriores: el periodo de tiempo que se cuenta con información a nivel de individuos para hallar relaciones con ciclos económicos y la posibilidad de que las interacciones presentadas no sean lineales.

Los hallazgos de este trabajo resultan interesantes en cuanto se evidencian dos hechos estilizados para Colombia sobre los determinantes de la calidad de la cartera de consumo bajo los supuestos, el periodo de tiempo y los modelos contemplados. Mientras que a nivel agregado resultan levemente significativas la tasa de interés, el PIB y la inflación para predecir el comportamiento de este indicador, a nivel micro el PIB no resultó significativo. Por otra parte, en ninguno de los dos modelos se evidencia una influencia del desempleo en la morosidad de la cartera de consumo para el periodo analizado. Este resultado se soporta en Correa et al. (2011) quienes al realizar un trabajo similar con modelos a nivel de datos agregados y microdatos concluyen que no siempre los efectos macroeconómicos son significativos por la mayor diversificación que se presenta en esta modalidad dada la cantidad de créditos desembolsados y la heterogeneidad de los individuos.





## A. Anexo: Especificaciones impacto entorno económico en la morosidad de la cartera de consumo

Título artículo	Autores	País	Metodología	Variables
Un Análisis de Cointegración para el Riesgo de Crédito	Javier Gutiérrez Rueda Diego M. Vásquez E.	Colombia	VEC	Índice de mora Demanda interna real DTF real Desempleo
El comportamiento de la banca en Chile frente a fluctuaciones macroeconómicas	Adolfo Barajas Leonardo Luna Jorge E. Restrepo	Chile	VAR	Tasa de interés de política monetaria Crecimiento GDP non-performing loans
Credit Default and Business Cycles: An Empirical Investigation of Brazilian Retail Loans	Arnildo da Silva Correa Jaqueline Terra Moura Marinsy Myrian Beatriz Eiras das Neves Antonio Carlos Magalhães da Silvas	Brasil	VAR	Tasa de desempleo (SA) Tasa de interés SELIC Creditos en default
Is Bank Portfolio Riskiness Procyclical? Evidence from Italy Using a Vector Autoregression	Marcucci Quagliariello	Italia	VAR	Tasa de default Brecha del producto Inflación Tasa de interés interbancaria Tasa de cambio real

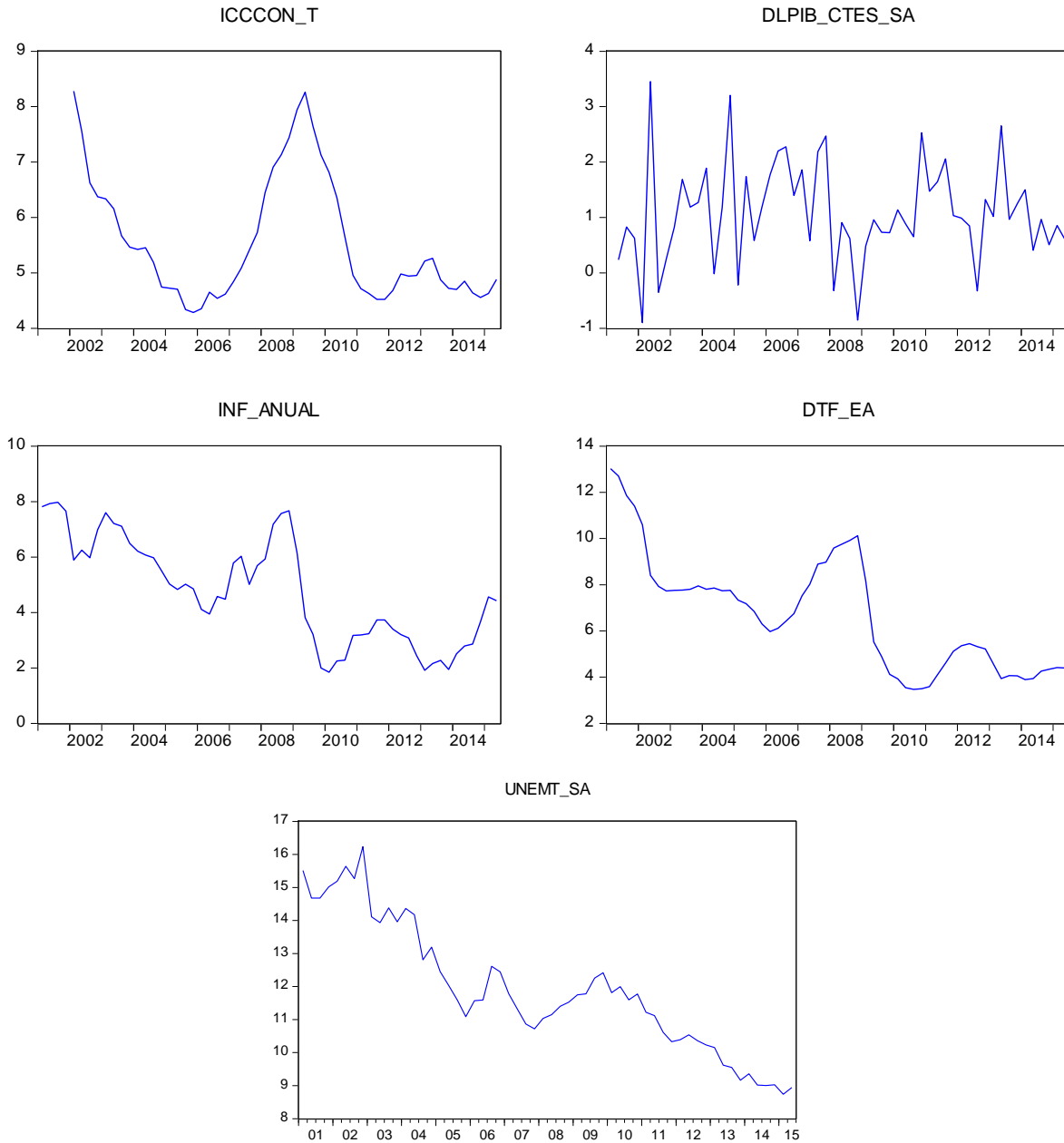


## B. Anexo: Variables consideradas

### Información de variables

Variable	Cálculo	Fuente
Default – Índice de calidad de la cartera de consumo para establecimientos de crédito	$d = \frac{\text{Cartera en mora consumo}}{\text{Cartera bruta consumo}}$	Superintendencia Financiera de Colombia
Crecimiento del PIB real	$\Delta PIB_{real} = \frac{PIB_{q(t-4)}}{PIB_{q(t)}} - 1$	DANE
Inflación	$Inf_t = \frac{ipc_{q(t-4)}}{ipc_{q(t)}} - 1$	DANE
DTF (E.A)	Promedio ponderado de tasas de captación para certificados de depósito a término (CDT) con duración de 90 días.	Banrep
Desempleo	$unem = \frac{\text{Desocupados}}{PEA} - 1$	DANE

## Gráficos de las variables



## Estadísticas descriptivas de las variables consideradas para el modelo macro

	Default	Crecimiento del PIB	Inflación	DTF	Desempleo
Media	5.546255	1.109579	4.532222	6.307593	11.91592
Mediana	5.031964	1.004123	4.520000	6.210000	11.59726
Máximo	8.280367	3.451228	7.670000	10.60000	16.23508
Mínimo	4.284709	-0.897831	1.840000	3.470000	8.737769

---

Desviación estándar	1.123364	0.920790	1.752503	2.047879	1.962115
Asimetría	1.005908	0.177013	0.128940	0.265606	0.396229
Curtosis	2.810150	3.194611	1.823960	1.881699	2.310392
Jarque-Bera	9.187761	0.367218	3.261540	3.448762	2.666909
Probabilidad	0.010114	0.832261	0.195779	0.178283	0.263565
Suma	299.4978	59.91727	244.7400	340.6100	691.1236
Suma desviaciones al cuadrado	66.88315	44.93623	162.7771	222.2718	219.4441
Observaciones	54	54	54	54	58



## C. Anexo: Variables consideradas modelo macro

### Selección de rezagos óptima (VAR 5)

VAR Lag Order Selection Criteria  
 Endogenous variables: ICCCON\_T DLPIB\_CTES\_SA INF\_ANUAL DTF\_EA  
 Exogenous variables: C  
 Date: 11/27/15 Time: 15:26  
 Sample: 2001Q1 2015Q2  
 Included observations: 48

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-271.8857	NA	1.154598	11.49524	11.65117	11.55416
1	-117.2154	277.1175	0.003584	5.717310	6.496977	6.011948
2	-85.78492	51.07461	0.001913	5.074371	6.477772*	5.604719*
3	-74.44261	16.54086	0.002411	5.268442	7.295576	6.034499
4	-55.35001	24.66127	0.002280	5.139584	7.790452	6.141351
5	-26.50500	32.45064*	0.001512*	4.604375*	7.878977	5.841852
6	-12.33848	13.57625	0.001994	4.680770	8.579105	6.153957

\* indicates lag order selected by the criterion  
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)  
 FPE: Final prediction error  
 AIC: Akaike information criterion  
 SC: Schwarz information criterion  
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

### Autocorrelación de los errores

VAR Residual Serial Correlation LM T...  
 Null Hypothesis: no serial correlation ...  
 Date: 11/16/15 Time: 19:05  
 Sample: 2001Q1 2015Q2  
 Included observations: 49

Lags	LM-Stat	Prob
1	12.96001	0.6757
2	8.595838	0.9291
3	18.65588	0.2869
4	16.68824	0.4060
5	8.685399	0.9258
6	18.16355	0.3144
7	18.93288	0.2722
8	9.293868	0.9008
9	17.82375	0.3343
10	22.36788	0.1317
11	22.78184	0.1197
12	14.95362	0.5280

Probs from chi-square with 16 df.

### Normalidad de los errores

VAR Residual Normality Tests  
 Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)  
 Null Hypothesis: residuals are multivariate normal  
 Date: 11/16/15 Time: 19:06  
 Sample: 2001Q1 2015Q2  
 Included observations: 49

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	0.066067	0.035646	1	0.8502
2	0.216884	0.384149	1	0.5354
3	-0.170952	0.238667	1	0.6252
4	-0.056083	0.025687	1	0.8727
Joint		0.684149	4	0.9533

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	2.244302	1.165953	1	0.2802
2	3.670448	0.917731	1	0.3381
3	2.865088	0.037161	1	0.8471
4	2.885696	0.026675	1	0.8703
Joint		2.147520	4	0.7086

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	1.201599	2	0.5484
2	1.301880	2	0.5216
3	0.275828	2	0.8712
4	0.052362	2	0.9742
Joint	2.831669	8	0.9445

### Estabilidad del VAR

Roots of Characteristic Polynomial  
 Endogenous variables: ICCCON\_T DLPIB\_CTES\_S...  
 Exogenous variables: C  
 Lag specification: 1 5  
 Date: 11/16/15 Time: 19:06

Root	Modulus
0.927824 + 0.238335i	0.957946
0.927824 - 0.238335i	0.957946
0.940277	0.940277
-0.414858 + 0.800679i	0.901773
-0.414858 - 0.800679i	0.901773
0.058182 + 0.893501i	0.895393
0.058182 - 0.893501i	0.895393
0.631247 - 0.579510i	0.856916
0.631247 + 0.579510i	0.856916
0.715985 - 0.432408i	0.836428
0.715985 + 0.432408i	0.836428
0.826916	0.826916
-0.620301 + 0.495001i	0.793599
-0.620301 - 0.495001i	0.793599
0.237282 + 0.629434i	0.672673
0.237282 - 0.629434i	0.672673
-0.582777 + 0.208971i	0.619110
-0.582777 - 0.208971i	0.619110
-0.373683	0.373683
0.106791	0.106791

No root lies outside the unit circle.  
 VAR satisfies the stability condition.

## Causalidad de granger

VAR Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests

Date: 11/16/15 Time: 19:07

Sample: 2001Q1 2015Q2

Included observations: 49

Dependent variable: ICCCON\_T

Excluded	Chi-sq	df	Prob.
DLPIB_CTE...	6.427091	5	0.2668
INF_ANUAL	7.009221	5	0.2200
DTF_EA	12.27317	5	0.0312
All	61.34339	15	0.0000

Dependent variable: INF\_ANUAL

Excluded	Chi-sq	df	Prob.
ICCCON_T	14.49038	5	0.0128
DLPIB_CTE...	7.399306	5	0.1926
DTF_EA	8.307781	5	0.1401
All	34.36213	15	0.0030

Dependent variable: DLPIB\_CTES\_SA

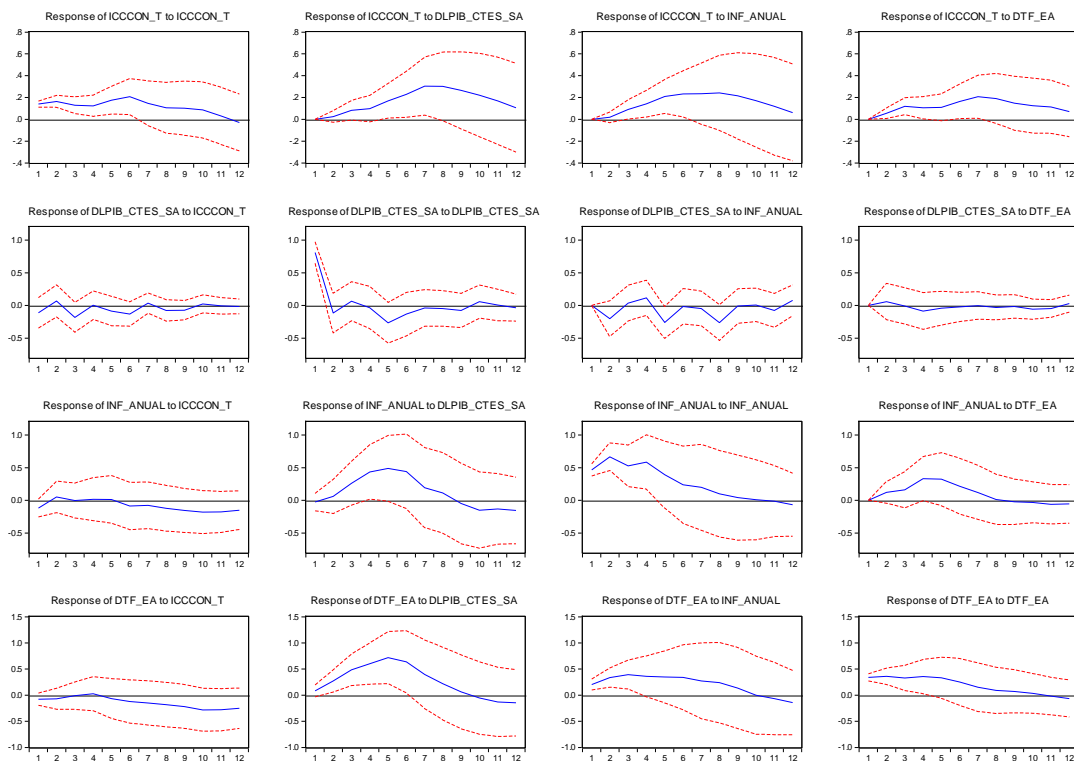
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
ICCCON_T	7.409462	5	0.1919
INF_ANUAL	6.075073	5	0.2990
DTF_EA	2.042061	5	0.8433
All	16.23780	15	0.3664

Dependent variable: DTF\_EA

Excluded	Chi-sq	df	Prob.
ICCCON_T	4.296025	5	0.5076
DLPIB_CTE...	14.87179	5	0.0109
INF_ANUAL	3.886607	5	0.5659
All	28.48578	15	0.0187

## Función de impulso respuesta

Response to Cholesky One S.D. Innovations  $\pm 2$  S.E.



## D. Anexo: Variables consideradas en el modelo micro

VARIABLES RELACIONADAS CON LAS CARACTERÍSTICAS DE CADA INDIVIDUO:

- *Sexo*: variable que se define con valor de 0 si es hombre, 1 si es mujer y sin valor si no aplica. En este último se aglomera a los individuos que se rigen bajo la Resolución 0146 del 18 de enero de 2000 de la Registraduría Nacional del Estado Civil, en donde ya no es posible identificar el sexo por el número de cédula.
- *Limiteinferior*: esta variable es estimada por CIFIN y representa el Ingreso Mínimo Actual (95%) o el ingreso mínimo probable de acuerdo con todas las obligaciones del individuo con el sector solidario y el sector financiero.
- *Edad*: se tomaron 13 rangos con amplitud de cinco años los cuales venían establecidos en la base de datos original de CIFIN. Los rangos son los siguientes: {(00-17), (18-25), (26-30), (31-35), (36-40), (41-45), (46-50), (51-55), (56-60), (61-65), (66-70), (71-75), (Más de 75)}. La variable edad tiene como valores el límite superior de cada rango, así para el rango (46-50) el valor en la base es de 50.

VARIABLES RELACIONADAS CON EL COMPORTAMIENTO CREDITICIO:

- *Cuota\_cons*: Valor de la cuota mensual de las obligaciones de la cartera de consumo
- *Num\_entid\_obl*: Cantidad de entidades con las cuales el individuo tiene obligaciones en el sector solidario.
- *Mora\_con\_3m*: Mora ponderada de la modalidad de consumo
- *Mora\_ss\_3m*: Mora ponderada de las obligaciones en el sector solidario



VARIABLES RELACIONADAS CON EL COMPORTAMIENTO MACROECONÓMICO:

- *Tasa de desempleo*: esta se tomó como trimestre móvil de la tasa de desempleo para las 23 principales ciudades del país según sexo<sup>22</sup>.
- *PIB*: puesto que el PIB departamental solo se encuentra con periodicidad anual, se calculó el PIB trimestral tomando las participaciones halladas de cada trimestre dentro del PIB anual nacional en cada año.

### Caracterización de las base de datos

Distribución según estrato

ESTRATO_GEO	Freq.	Percent	Cum.
0	95,824	6.02	6.02
1	128,859	8.09	14.11
2	381,727	23.97	38.08
3	600,052	37.68	75.76
4	216,737	13.61	89.37
5	104,180	6.54	95.91
6	63,946	4.02	99.92
7	1,222	0.08	100.00
<b>Total</b>	<b>1,592,547</b>	<b>100.00</b>	

Observaciones por fecha de corte

FECHA_CORTE 2	Freq.	Percent	Cum.
2011m1	342,621	8.06	8.06
2011m7	345,729	8.13	16.19
2012m1	316,408	7.44	23.63
2012m10	363,326	8.54	32.17
2012m4	325,829	7.66	39.83
2012m7	357,041	8.40	48.23
2013m1	314,125	7.39	55.61
2013m10	344,126	8.09	63.71
2013m4	330,009	7.76	71.47
2013m7	345,485	8.12	79.59
2014m1	347,464	8.17	87.76
2014m4	259,973	6.11	93.87
2014m7	260,554	6.13	100.00
<b>Total</b>	<b>4,252,690</b>	<b>100.00</b>	

<sup>22</sup> Para los individuos sin valor en la variable sexo, es decir, no identificado, se tomó la tasa de desempleo de la ciudad.

## Distribución según sexo

SEXO	Freq.	Percent	Cum.
0	1,756,592	47.20	47.20
1	1,964,915	52.80	100.00
Total	3,721,507	100.00	

## Distribución por rango de edad

rangoedad	Freq.	Percent	Cum.
0	968	0.02	0.02
00-17	20	0.00	0.02
18-25	343,565	8.08	8.10
26-30	618,426	14.54	22.64
31-35	616,309	14.49	37.14
36-40	534,325	12.56	49.70
41-45	496,801	11.68	61.38
46-50	483,633	11.37	72.76
51-55	523,198	12.30	85.06
56-60	242,355	5.70	90.76
61-65	150,204	3.53	94.29
66-70	132,786	3.12	97.41
71-75	93,776	2.21	99.62
MV°s de 75	16,324	0.38	100.00
Total	4,252,690	100.00	

## Distribución de los individuos por ciudad

CIU_001	Freq.	Percent	Cum.
	21	0.00	0.00
BARRANQUILLA	268,844	6.32	6.32
BOGOTA	1,921,750	45.19	51.51
BUCARAMANGA	137,852	3.24	54.75
CALI	399,154	9.39	64.14
CARTAGENA	137,378	3.23	67.37
CUCUTA	106,118	2.50	69.86
IBAGUE	94,532	2.22	72.09
MANIZALES	80,256	1.89	73.97
MEDELLIN	510,560	12.01	85.98
MONTERIA	52,728	1.24	87.22
NEIVA	57,393	1.35	88.57
PASTO	60,900	1.43	90.00
PEREIRA	85,875	2.02	92.02
POPAYAN	50,260	1.18	93.20
QUIBDO	11,490	0.27	93.47
RIOHACHA	17,533	0.41	93.88
SANTA MARTA	63,170	1.49	95.37
SINCELEJO	33,895	0.80	96.17
TUNJA	30,839	0.73	96.89
VALLEDUPAR	57,782	1.36	98.25
VILLAVICENCIO	74,381	1.75	100.00
Total	4,252,711	100.00	

## E. Anexo: Estimaciones iniciales con variables macroeconómicas e incluyendo variables de control de ingreso y sexo

Variables	Índice de Calidad de Cartera de Consumo Total		
	FE	RE	MCO agrupados
edad	0.0017313*	-0.0006019*	-0.0005288*
	5.77E-04)	0.0001501)	0.0000905)
	3.00E+00	-4.01	-5.84
sexo	(omitido)	0.0012353	0.0014193
		0.0039603)	0.0025526)
		0.31	0.56
unem_2	0.000377	0.0000961	0.0005175*
	4.54E-04)	0.0004385)	0.000442)
	8.30E-01	0.22	1.17E+00
pib	-2.45E-07	-4.15E-07*	-5.05E-07*
	1.90E-07)	1.21E-07)	8.68E-08)
	-1.29E+00	-3.42	-5.81E+00
limiteinferior	3.03E-10	-1.16E-09*	-1.64E-09*
	4.88E-10)	4.18E-10)	3.01E-10)
	6.20E-01	-2.78	-5.46
cuota_cons	4.21E-06*	3.64E-06*	2.91E-06*
	6.23E-07)	4.90E-07)	2.96E-07)
	6.76	7.43	9.84
mora_con_3m	0.028025*	0.0406955*	0.0480536*
	0.0017419)	0.0011118)	0.0006789)
	16.09	36.6	70.79
num_entid_obl	-0.0207683*	-0.0220434*	-0.0276135*
	0.0032312)	0.0026843)	0.0021208)
	-6.43	-8.21	-13.02



### Prueba de heteroscedasticidad

```
. xttest3

Modified Wald test for groupwise heteroskedasticity
in fixed effect regression model

H0: sigma(i)^2 = sigma^2 for all i

chi2 (12722) = 1.4e+45
Prob>chi2 = 0.0000
```

### Prueba de Breusch Pagan (LM)

```
. xttest0

Breusch and Pagan Lagrangian multiplier test for random effects

iccon_total[identificador,t] = Xb + u[identificador] + e[identificador,t]

Estimated results:
-----+-----+-----
          |          Var          sd = sqrt(Var)
-----+-----+-----
iccon_~l |    .096103    .3100048
          |          .0171024    .130776
          |          .0288886    .1699665
          |          u
-----+-----+-----

Test:  Var(u) = 0
          chibar2(01) = 38850.43
          Prob > chibar2 = 0.0000
```

### Prueba de Hausman

	Coefficients		(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
	(b) fixed_sin	(B) random_sin		
edad	.001713	-.0005798	.0022928	.0004724
limiteinfer	3.22e-10	-1.24e-09	1.56e-09	2.75e-10
cuota_cons	4.21e-06	3.63e-06	5.79e-07	7.60e-08
mora_con_3m	.0280391	.0407094	-.0126703	.00042
num_entid_~l	-.0207738	-.0218088	.001035	.0015999
mora_ss_3m	.0105278	.0154773	-.0049495	.0004866

b = consistent under H<sub>0</sub> and H<sub>a</sub>; obtained from xtreg  
 B = inconsistent under H<sub>a</sub>, efficient under H<sub>0</sub>; obtained from xtreg

Test: H<sub>0</sub>: difference in coefficients not systematic

```
chi2(4) = (b-B)'[(V_b-V_B)^(-1)](b-B)
          = 1073.72
          Prob>chi2 = 0.0000
```

### Prueba de correlación serial

**Efectos fijos**

```
. xtserial eu
```

```
Wooldridge test for autocorrelation in panel data
```

```
H0: no first-order autocorrelation
```

```
F( 1, 7355) = 0.516
```

```
Prob > F = 0.4726
```

**Efectos aleatorios**

```
. xtserial eu
```

```
Wooldridge test for autocorrelation in panel data
```

```
H0: no first-order autocorrelation
```

```
F( 1, 7355) = 0.019
```

```
Prob > F = 0.8902
```

## Referencias

- Aguilar, G., Camargo, G., Morales, R. (2006). *Análisis de la morosidad en el sistema bancario peruano*. Instituto de Estudios Peruanos y Consorcio de Investigación Económica y Social.
- Akinboade, O. A., & Makina, D. (2009). Bank Lending and Business Cycles: South African Evidence. *African Development Review/Revue Africaine de Développement*, 21(3), 476-498. doi:<http://onlinelibrary.wiley.com/journal/10.1111/%28ISSN%291467-8268/issues>
- Albacete, N., Eidenberger, J., Krenn, G., Lindner, P., & Sigmund, M. (2014). Risk-Bearing Capacity of Households -- Linking Micro-Level Data to the Macroprudential Toolkit. *Financial Stability Report (Oesterreichische Nationalbank)*(27), 95-110.
- Alfaro, R., Calvo, D., & Oda, D. (2009). *Riesgo de Crédito de la Banca de Consumo*. *Economía chilena*, 12(3), 59-77.
- Alfaro, R., Pacheco, D., & Sagner, A. (2013). Dinámica de la frecuencia de impago de los créditos de consumo en cuotas. (With English summary.). *El Trimestre Económico*, 80(2), 329-343. doi:<http://www.eltrimestreeconomico.com/>
- Allen, L., DeLong, G., & Saunders, A. (2004). Issues in the credit risk modeling of retail markets. *Journal of Banking & Finance*, 28(4), 727. doi:10.1016/j.jbankfin.2003.10.004
- Asobancaria. (2012). El ABC de la Libranza. *Semana Económica*, 860. Recuperado el 5 de 10 desde <http://www.asobancaria.com/portal/pls/portal/docs/1/4394449.PDF>
- Barajas, A., Luna, L., & Restrepo, J. E. (2008). Macroeconomic Fluctuations and Bank Behavior in Chile. *Revista de Analisis Economico*, 23(2), 21-56. doi:<http://www.rae-ear.org/index.php/rae/issue/archive>
- Basilea. (2010). *Basilea III: Marco regulador global para reforzar los bancos y sistemas bancarios*. Bank of International Settlements. Recuperado el 24 de 09 de 2015 de [http://www.bis.org/publ/bcbs189\\_es.pdf](http://www.bis.org/publ/bcbs189_es.pdf)

- Basilea. (2009). *Principles for Sound Stress Testing Practices and Supervision*. Bank of International Settlements. Recuperado el 8 de 09 de 2015 de <http://www.bis.org/publ/bcbs155.pdf>
- Basilea. (2000). *Principles for the Management of Credit risk*. Bank of International Settlements. Recuperado el 24 de 09 de 2015 de <http://www.bis.org/publ/bcbs75.pdf>
- Batista, S., Divino, J., & Orrillo, J. (2011). Taxa de juros e default em mercados de empréstimos colateralizados. *Estudos Econômicos (São Paulo)*, 41(4), 691-718.
- Bellotti, T., & Crook, J. (2013). Retail credit stress testing using a discrete hazard model with macroeconomic factors. *Journal of the Operational Research Society*, 65(3), 340-350.
- Bellotti, T., & Crook, J. (2010). Time Varying and Dynamic Models for Default Risk in Consumer Loans. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 173(2), 283-305. doi:<http://onlinelibrary.wiley.com/journal/10.1111/%28ISSN%291467-985X/issues>
- Bellotti, T., & Crook, J. (2009). Credit scoring with macroeconomic variables using survival analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 60(12), 1699-1707. doi:10.1057/jors.2008.130
- Capera, L., Cabrera, W., Morales, M., & Estrada, D. (2012). Un Mapa de Riesgo de Crédito para el Sistema Financiero Colombiano. *Reporte de Estabilidad Financiera* (68).
- Chatterjee, S., Corbae, D., Nakajima, M., & Rios-Rull, J.-V. (2007). A Quantitative Theory of Unsecured Consumer Credit with Risk of Default. *Econometrica*, 75(6), 1525-1589. doi:<http://www.econometricsociety.org/tocs.asp>
- Correa, A. d. S., Marins, J. T. M., Eiras das Neves, M. B., & Magalhaes da Silva, A. C. (2011). Credit Default and Business Cycles: An Empirical Investigation of Brazilian Retail Loans. *Working Papers Series, Banco Central do Brasil*, 260.
- Costa, I., & Vera, L. (2007). Estimación y Proyección de la Calidad de la Cartera de Crédito utilizando Variables Macroeconómicas: Un estudio para Venezuela. *Revista de Economía y Estadística*, 45(2), 29-52.
- Divino, J., & Slegers, L. (2013). Probability of default in collateralized credit operations. *The North American Journal of Economics and Finance*, 25, 276-292.
- Figlewski, S., Frydman, H., & Liang, W. (2012). Modeling the effect of macroeconomic factors on corporate default and credit rating transitions. *International Review of Economics & Finance*, 21(1), 87-105.

- Grieb, T., Hegji, C., & Jones, S. T. (2001). Macroeconomic Factors, Consumer Behavior, and Bankcard Default Rates. *Journal of Economics and Finance*, 25(3), 316-327. doi:<http://link.springer.com/journal/volumesAndIssues/12197>
- González, A. (2010). Determinantes del riesgo de crédito comercial en Colombia. *Reporte de Estabilidad Financiera*. Banco de la Republica de Colombia.
- Gutiérrez, R. (2010). Un análisis de riesgo de crédito de las empresas del sector real y sus determinantes. *Reporte de estabilidad financiera*. Banco de la República.
- Gutiérrez, J., & Vásquez, D. (2008). Un análisis de cointegración para el riesgo de crédito. Banco de la República, *Reporte de Estabilidad Financiera*. Banco de la República.
- Hoggarth, G., Sorensen, S., & Zicchino, L. (2005). Stress tests of UK banks using a VAR approach. Bank of England Working Paper Series No. 282.
- Holló, D., & Papp, M. (2007). Assessing household credit risk: evidence from a household survey. *A háztartási hitelkockázat becslése: egy kérdőíves felmérés tanulságai*.(70), 1-37.
- Jakubík, P. (2007). Macroeconomic environment and credit risk. *Czech Journal of Economics and Finance (Finance a uver)*, 57(1-2), 60-78.
- Jimenez, G., & Mencia, J. (2009). Modelling the Distribution of Credit Losses with Observable and Latent Factors. *Journal of Empirical Finance*, 16(2), 235-253. doi:<http://www.sciencedirect.com/science/journal/09275398>
- Kar, S. K., & Arunachalam, R. (2010). Retail Financing by Commercial Banks in India. *Indian Journal of Economics and Business*, 9(1), 45-60. doi:<http://ijeb.com/cms/issues/>
- Kattai, R. (2010). Credit Risk Model for the Estonian Banking Sector. *Working Papers of Eesti Pank*(1), 1-3.
- Kollmann, R. (2013). Global Banks, Financial Shocks, and International Business Cycles: Evidence from an Estimated Model. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 45, 159-195. doi:<http://onlinelibrary.wiley.com/journal/10.1111/%28ISSN%291538-4616/issues>
- Koopman, S. J., Kraussl, R., Lucas, A., & Monteiro, A. B. (2009). Credit Cycles and Macro Fundamentals. *Journal of Empirical Finance*, 16(1), 42-54. doi:<http://www.sciencedirect.com/science/journal/09275398>
- Kroszner, P. (2002). *Non-Performing Loans, Monetary Policy and Deflation: The Industrial Country Experience*. Economic and Social Research Institute Cabinet Office, Government of Japan.
- Louzis, D. P., Vouldis, A. T., & Metaxas, V. L. (2012). Macroeconomic and bank-specific determinants of non-performing loans in Greece: A comparative study of mortgage,

- business and consumer loan portfolios. *Journal of Banking & Finance*, 36(4), 1012-1027.
- Malik, M., & Thomas, L. C. (2010). Modelling credit risk of portfolio of consumer loans. *Journal of the Operational Research Society*, 61(3), 411-420. doi:10.1057/jors.2009.123
- Marcucci, J., & Quagliariello, M. (2008). Credit risk and business cycle over different regimes. Bank of Italy. *Temi di Discussione (Working Paper)*, 670.
- Marcucci, J., & Quagliariello, M. (2005) Is Bank Portfolio Riskiness Procyclical? Evidence from Italy using a Vector Autoregression. *Discussion Papers in Economics*. University of York.
- Meng, X., Hoang, N. T., & Siriwardana, M. (2013). The Determinants of Australian Household Debt: A Macro Level Study. *Journal of Asian Economics*, 29, 80-90. doi:http://www.sciencedirect.com/science/journal/10490078
- Mi Ae, K., & Tong Suk, K. (2005). Default Correlation Dynamics with Business Cycle and Credit Quality Changes. *Journal of Derivatives*, 13(1), 8-27.
- Mian, A., & Sufi, A. (2010). Household Leverage and the Recession of 2007-09. *IMF Economic Review*, 58(1), 74-117. doi:http://www.palgrave-journals.com/imfer/archive/index.html
- Mileris, R. (2012). Macroeconomic Determinants of Loan Portfolio Credit Risk in Banks. *Bankų paskolų portfelio kredito rizikos makroekonominiai veiksniai.*, 23(5), 496-504.
- Nagpal, K., & Bahar, R. (2001). Measuring default correlation. *Risk*, 14(3), 129-132.
- Quevedo, O., & Diaz, O. (2010). *Determinantes del ratio de morosidad en el sistema financiero boliviano*. Documento de trabajo. Banco Central de Bolivia.
- Rösch, D. (2003). Correlations and business cycles of credit risk: evidence from bankruptcies in Germany. *Financial Markets and Portfolio Management*, 17(3), 309-331.
- Salas, V., & Saurina, J. (2002). Credit risk in two institutional regimes: Spanish commercial and savings banks. *Journal of Financial Services Research*, 22(3), 203-224.
- Sepúlveda, C., Reina, W., & Gutiérrez, J. (2012). Estimación del riesgo de crédito en empresas del sector real en Colombia. *Estudios Gerenciales*, 28(124), 169-190.
- Silajdžić, S. (2012). Determinants of car leasing default and prepayment: assessment of risks associated with automobile financial leasing in a transition economy context. *Conference Proceedings: International Conference of the Faculty of Economics Sarajevo (ICES)*, 729-745.
- Vazquez, F., Tabak, B. M., & Souto, M. (2012). A Macro Stress Test Model of Credit Risk for the Brazilian Banking Sector. *Journal of Financial Stability*, 8(2), 69-83. doi:http://www.sciencedirect.com/science/journal/15723089

- Zamudio, N. (2007). Determinantes de la probabilidad de incumplimiento de las empresas colombianas. *Borradores de economía*, 466. Banco de la República.
- Zapata, D. A. (2009). *Caracterización de las variables determinantes del riesgo en el microcrédito rural*. Tesis de Maestría. Universidad Nacional de Colombia.